

一种基于边缘约束迭代的非局部立体匹配算法

罗颖¹, 霍冠英^{1,2*}, 许金鑫¹, 李庆武^{1,2}

¹ 淮海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022;

² 江苏省常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022

摘要 针对立体匹配算法在图像非遮挡区域,尤其是弱纹理区域匹配精度较低的问题,提出一种基于边缘约束迭代的非局部立体匹配算法。该算法结合颜色和梯度信息构建匹配代价计算函数;根据左右目图像分别构建最小生成树,结合图像平滑度对代价函数值进行代价聚集,并对赢家通吃策略得到的视差图进行边缘检测,将图像边缘作为约束性条件对代价值再次进行代价聚集以优化结果;最后通过视差求精得到稠密的视差图。实验结果表明,在 Middlebury 测试平台上该算法对 31 组标准图像对中非遮挡区域的平均误匹配率为 8.35%;与其他 5 种方法比较可知,本文算法有效提高了非遮挡区域匹配的准确度。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 非局部; 平滑度; 边缘检测; 约束迭代

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.151501

Non-Local Stereo Matching Algorithm Based on Edge Constraint Iteration

Luo Ying¹, Huo Guanying^{1,2*}, Xu Jinxin¹, Li Qingwu^{1,2}

¹ College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China;

² Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou, Jiangsu 213022, China

Abstract To address the problem of stereo matching algorithms having low matching accuracy in non-occluded regions, especially in the weak-textured regions, a non-local stereo matching algorithm based on edge constraint iteration was proposed. Firstly, the proposed method combined the color and gradient information to construct a matching cost computation function. Secondly, the minimum spanning tree structures of left and right images were constructed, and the cost volumes were aggregated according to the smoothness information of the image. Subsequently, a disparity map obtained by the winner-takes-all strategy was used for edge detection. The image edges were then used as constraints to re-aggregate the cost volumes and optimize the results. Finally, dense disparity maps were obtained by the disparity refinement process. The experimental results demonstrate that, for 31 pairs of images from the Middlebury test platform, the average mismatching rate in non-occluded regions of the proposed algorithm is 8.35%. Compared with five existing methods, the proposed algorithm can effectively improve matching accuracy in non-occluded regions.

Key words machine vision; stereo matching; non-local; smoothness; edge detection; constraint iteration

OCIS codes 150.1135; 100.6890; 330.1400

1 引言

立体匹配是计算机视觉中的一个重要热点和难点,其借助立体成像原理寻找多目图像中对应点的位置,并将得到的二维图像恢复到三维场景,匹配正

确即可得到精确的深度信息。该技术广泛应用于双目测距^[1-2]、目标检测与跟踪^[3]、三维重建^[4]等。Scharstein 等^[5]对已有的立体匹配算法进行了全面综述,指出立体匹配算法通常包括 4 个步骤:匹配代价计算、代价聚集、视差计算和视差精化,总体上可

收稿日期: 2019-01-18; 修回日期: 2019-01-25; 录用日期: 2019-02-27

基金项目: 国家自然科学基金(41306089)

* E-mail: huoguanying@163.com

分为局部匹配算法和全局匹配算法两大类。

局部立体匹配算法^[6-7]结合窗口内相邻像素的信息进行单像素相似性计算,该类算法信息量少,结构简单,运行效率高,但对噪声敏感,在弱纹理、遮挡、视差不连续区域的误匹配率较高。Yoon等^[8]提出的自适应权重算法通过相似性自适应调整窗口中权值大小,为匹配窗口中的每个像素赋予一个权值,该算法的边缘感知滤波器可以有效保持深度信息,但匹配准确率比全局算法低;苏修等^[9]通过HSV颜色空间进行自适应聚集区域选择,有效解决了RGB颜色空间无法充分反映图片信息的问题。全局匹配算法主要通过全局优化理论估计视差,建立全局能量函数,再通过最小化全局能量函数得到最优视差值。常用的全局算法有置信度传播(BP)^[10-11]、图割(GC)^[12-14]、动态规划(DP)^[15-17]等。通常,全局算法得到的匹配结果的准确度比局部算法高,但计算量较大,耗时更长。Mei等^[18]提出了基于AD-Census的匹配代价计算,并结合交叉窗口和扫描线优化的思想对聚集值进行全局优化;许金鑫等^[19]提出了基于色彩权值和树形动态规划算法,这两种算法虽然进一步提高了匹配准确度,但由于结合了动态规划,算法耗时仍然较长。

如何在代价聚集步骤同时兼顾实时性和准确度是一个难题。Yang等^[20]提出的非局部代价聚集方法不受窗口限制,其将整个图像视为最小生成树,然后进行代价聚集,有效提高了准确率和运行效率;Mei等^[21]在此基础上提出了分割树(ST)算法,该算法根据边的权值对图像进行分割,并在每个分割区域建立最小生成树,效果较Yang提出的方法匹配精度更高,但整幅图像利用一个相同的判断条件进行分割,稳健性有所降低;Zhang等^[22]提出了一种多尺度交互信息的模型,该框架融合了多种立体匹配算法;Yao等^[23]提出了基于颜色和深度信息进

行迭代聚集的算法,其利用初次聚集得到的视差深度信息更新边权,再进行迭代;Gao等^[24]提出了改进的初始匹配代价和多种边权信息的立体匹配算法,该算法在匹配代价计算阶段增加了垂直梯度信息和Gemen-McClure函数^[25],并结合新的分割算法进行代价聚集,分割树的结构更具有稳健性;Huang等^[26]提出了只有 $O(1)$ 复杂度的视差精细化方法,该方法在置信传播阶段将最小生成树中的求和操作改进为求最大值操作,后处理对立体匹配的影响很大。

除了ST算法,上述方法都基于最小生成树在整个图像内进行非局部代价聚集,没有设置区域约束聚集条件,因此,不在同质区域的点会提供不相关的权重,进而导致弱纹理区域和视差不连续区域的匹配准确度下降。本文提出一种基于约束迭代的非局部立体匹配算法。首先,结合颜色和梯度信息构建代价计算函数;然后,分别对左右目图像构建最小生成树,并结合图像平滑度信息进行代价聚集;接着,采用赢者通吃(WTA)策略得到初始视差图,并对视差图进行边缘检测,并将边缘图像作为约束性条件对代价值再次进行代价聚集;最后,通过视差求精得到稠密的视差图。

2 算法描述

本文算法遵循一般立体匹配的4个步骤,即匹配代价计算、代价聚集、视差计算、视差精化,处理流程如图1所示。结合颜色和梯度信息建立匹配代价计算函数,在第一次结合平滑度信息代价聚集后得到初始视差图,对该视差图进行边缘检测,将边缘图像作为约束性条件对代价值再次进行代价聚集,最后通过视差精化得到稠密的视差图。

2.1 匹配代价函数构建

匹配代价计算是整个立体匹配算法的基础,不

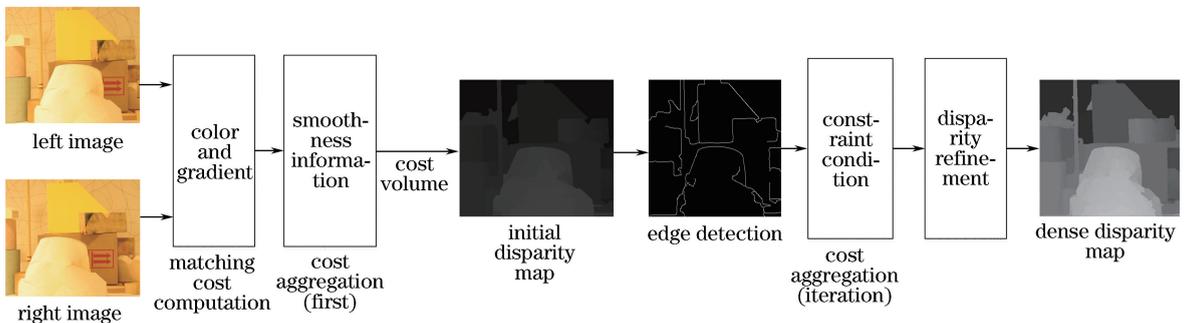


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

同视差下灰度相似性的测量、初始匹配代价值的计算以及代价函数的选取都直接影响最终视差图的精度。本文结合颜色和梯度信息作为初始匹配代价函数。为了避免在灰度图像中出现相同灰度、不同颜色的像素点导致的误匹配,采用RGB三通道信息代替单一的灰度信息。颜色信息 $C_{AD}(p, d)$ 和梯度信息 $C_{Grad}(p, d)$ 的表达式为

$$C_{AD}(p, d) = \min \left[\frac{1}{3} \sum_{i=R,G,B} |I_L^i(p) - I_R^i(p_d)|, T_{AD} \right], \quad (1)$$

$$C_{Grad}(p, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=R,G,B} \left| \sqrt{[\nabla_x I_L^i(p)]^2 + [\nabla_y I_L^i(p)]^2} - \sqrt{[\nabla_x I_R^i(p_d)]^2 + [\nabla_y I_R^i(p_d)]^2} \right|, \quad (2)$$

式中: $I_L^i(p)$ 、 $I_R^i(p_d)$ 分别为左、右图像在 i 通道下的像素值, p_d 为右图的 p 点在 d 处的视差; T_{AD} 为截断误差值, 根据经验值确定为 $T_{AD} = 7$; ∇_x 、 ∇_y 分别为点在 x 、 y 方向上的梯度。

根据两种测度构建初始匹配代价函数 $C(p, d)$, 可得

$$C(p, d) = \omega_1 C_{AD}(p, d) + \omega_2 C_{Grad}(p, d), \quad (3)$$

式中: ω_1 、 ω_2 分别为颜色和梯度信息的权值, 用来平衡两种测度的比例关系, $\omega_1 + \omega_2 = 1$, 参照参考文献[20]设置 $\omega_1 = 0.11$ 。在弱纹理区域, 像素点的匹配代价值接近于 0, 因此在代价聚集阶段基本没有提供权重支持。为了解决该问题, 本文对匹配代价函数值进行对数变换, 得到

$$C'(p, d) = \ln\{1 + \exp[C(p, d)]\}, \quad (4)$$

式中: $C'(p, d)$ 为匹配代价值。通过对数变换, 匹配代价值从 0 变成非零项, 弱纹理区域的邻域在代价聚集阶段也能提供相应的权值支撑。所以, 本文提出的匹配代价计算函数能够解决弱纹理区域不能提供有效代价聚集值的问题。

2.2 代价聚集

采用基于最小生成树结构进行非局部代价聚集, 该方法可以得到整个图像所有像素点的权重支持, 但正是因为无条件聚集, 可能会导致不相关兴趣点提供多余的权值, 所以第二次聚集在有约束条件下进行。

2.2.1 结合平滑度信息的代价聚集

将整个图像视为一个四邻域的无向图 $G(V, E)$, 图像上的每个像素点为无向图的顶点 V , E 为相邻像素点之间的边, 采用 Kruskal 算法得到最小生成树(MST)——连接图像中的所有像素点, 并使

得边权值的总和达到最小。连接相邻顶点 s 和 r 的边权值, 得到

$$\omega_e = \omega(s, r) = |I(s) - I(r)|, \quad (5)$$

式中: 边权值 ω_e 为 RGB 三通道中最大的像素差值。

在最小生成树中, 根据相邻像素点的远近定义像素之间的相关性, 顶点 p 和 q 之间的相似性函数 $S(p, q)$ 为

$$S(p, q) = S(q, p) = \exp \left[-\frac{D(p, q)}{\sigma} \right], \quad (6)$$

式中: $D(p, q)$ 表示 p 、 q 点之间的距离, 是相邻像素点的边权值 ω_e 沿路径的累加和; σ 为常数, 用来调节两个像素点间的相似性, 参照文献[20]设置 $\sigma = 0.1$ 。基于最小生成树的代价聚集可以视为匹配代价值和相应权值相乘的总和, 即

$$C_d^\wedge(p) = \sum_{q \in I} S(p, q) C_d(q), \quad (7)$$

式中: $C_d(q)$ 表示在视差为 d 时像素 q 的匹配代价值, q 为图像中任一像素点; $C_d^\wedge(p)$ 表示代价聚集值。

代价聚集过程需要所有像素点在所有视差范围进行, 最小生成树的聚集算法可以通过遍历两条路径的方式高效地计算出所有像素点的聚集值, 并且每一个点的代价聚合值只与其父节点和子树有关。代价聚集过程如图 2 所示。

1) 自下而上, 即从叶节点向根节点(leaf to root)聚合。如图 2(a)所示, 根节点的聚集值包括该点的匹配代价值及其子树聚集值与两点间相似性的乘积, 即

$$C_d^{\wedge\uparrow}(p) = C_d(p) + \sum_{q \in Z(p)} S(p, q) \cdot C_d^{\wedge\uparrow}(q), \quad (8)$$

式中: $C_d^{\wedge\uparrow}(p)$ 表示点 p 自下而上的代价聚集值; $C_d(p)$ 为点 p 在视差范围 d 中的匹配代价值; $Z(p)$ 为像素 p 的子节点; $C_d^{\wedge\uparrow}(q)$ 表示点 q 自下而上得到其子树权重支持后的代价聚集值。在第一次代价聚集后, 图 2(a)中的根节点 p_1 接受其他所有像素的权值支持, 而其他像素接受各自子树给予的权值支持。

2) 自上而下, 即从根节点向叶节点聚合。如图 2(b)所示, 对于任一像素, 其代价聚集值为

$$C_d^\wedge(p) = C_d^{\wedge\uparrow}(p) + S[\text{Pr}(p), p] \cdot \{C_d^\wedge[\text{Pr}(p)] - S[\text{Pr}(p), p] \cdot C_d^{\wedge\uparrow}(p)\} = S[\text{Pr}(p), p] \cdot C_d^\wedge[\text{Pr}(p)] + \{1 - S^2[\text{Pr}(p), p]\} \cdot C_d^{\wedge\uparrow}(p), \quad (9)$$

式中: $C_d^\wedge(p)$ 为第一次代价聚集的最后值; $\text{Pr}(p)$ 为

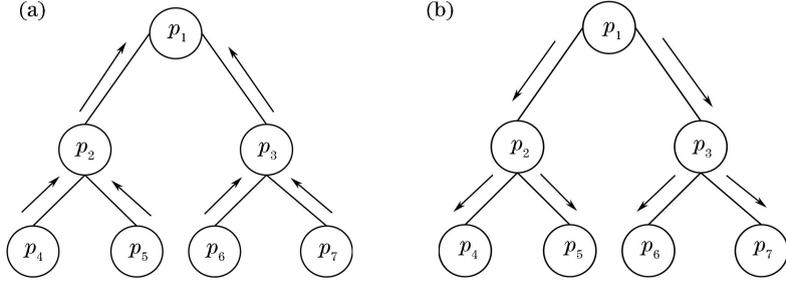


图 2 基于最小生成树第一次代价聚集。(a)自下而上;(b)自上而下

Fig. 2 First cost aggregation based on minimum spanning tree. (a) Cost aggregation from bottom to up; (b) cost aggregation from up to bottom

像素 p 的父节点; $S[\text{Pr}(p), p]$ 表示像素 p 与其父节点之间的相似性; $C_d^\Delta[\text{Pr}(p)]$ 表示像素 p 父节点的代价聚集值; $C_d^{\Delta\uparrow}(p)$ 为像素 p 点自下而上得到的代价聚集值。

结合平滑度信息基于最小生成树进行代价聚集,可以得到整个图像的权值支持,不受窗口限制。在弱纹理区域,图像中像素的灰度不发生变化或者变化微弱,所以像素点的值基本一样,颜色信息差值很小但是不为 0,这会导致小权值积累问题,即许多小边权值沿聚集路径不断累积,聚集在无纹理区域,变成高权值。为了解决该问题,本文提出改进的权值函数,即在相邻像素点差值范围不超过 2 时,将边的权重差值变为原来的 Π (常数)倍,考虑到相似性函数为递减函数,因此权重值增大时,相似性减小,从而可以达到抑制的效果。权值函数为

$$\omega(s, r) = \omega(r, s) = \begin{cases} |I(s) - I(r)| \times \Pi, & \text{if } |I(s) - I(r)| \leq 2, \\ |I(s) - I(r)|, & \text{others} \end{cases} \quad (10)$$

式中: Π 由每张图像的纹理平滑度确定。纹理分析常用的方法是基于灰度直方图的统计特性,平滑度 R 反映图像的均匀性。对于恒定灰度区域, $R=0$; 对于灰度级值最大偏离区域, $R \approx 1$ 。 R 的计算公式为

$$R = 1 - 1/(1 + \sigma^2), \quad (11)$$

式中: 方差 $\sigma^2 = \frac{\mu_2}{(L-1)^2}$ 归一化到 $[0, 1]$ 区间, μ_2 为图像的二阶矩, $L=256$ 为直方图灰度等级。各组实验图的平滑度结果如表 1 所示,根据实验测试结果,设定平滑度阈值为 $T_R=0.035$,当平滑度大于 T_R 时,说明纹理特征越丰富, $\Pi=1$ (即原始权值函数); 反之,图像越平滑,弱纹理区域较多, $\Pi=5$ 。

2.2.2 结合约束的代价聚集

对第一次得到的代价聚集值采用传统的 WTA

策略,在视差区间内选择匹配代价最小的点作为匹配点,对 p 点进行视差选择,可得

$$D(p) = \arg \min_{d \in D_{\text{dislevel}}} [C_d^\Delta(p)], \quad (12)$$

式中: d 为视差范围值; $C_d^\Delta(p)$ 为第一次代价聚集得到的代价聚集值; D_{dislevel} 表示视差范围。

由于非局部代价聚集得到的视差图会导致边缘模糊,在视差不连续区域误匹配率较高,并且每个像素点都会得到其他所有像素点的权值支持,没有约束条件时,不同区域块的不相关像素点会相互作用,影响匹配精度。因此,第二次代价聚集根据视差不连续区域设定聚集条件,同时考虑到图像在梯度值变化较大的区域一般为视差变化不连续区域,即图像边缘区域,所以采用 WTA 得到初始视差图,并利用 Canny 算子(两个阈值参数分别为 20 和 8)对视差图进行边缘检测,再结合约束条件进行代价聚集,在同一边缘区域内的像素点彼此提供权值,边缘区域外的像素点根据距离信息提供一定比例的权值。图 3 所示为基于约束的第二次代价聚集,聚集策略和第一次聚集类似。

1) 自下而上。具体过程如图 3(a)所示,对于任一像素,其第二次代价聚集值 $C_d^{\Delta\uparrow\uparrow}(q)$ 为

$$C_d^{\Delta\uparrow\uparrow}(p) = \begin{cases} C_d(p) + \sum_{q \in Z(p)} S(p, q) \cdot C_d^{\Delta\uparrow\uparrow}(q), & q \notin \Omega_{\text{edges}} \\ C_d(p) + \exp\left[-\frac{D(p, q)}{0.1}\right] \sum_{q \in Z(p)} S(p, q) \cdot C_d^{\Delta\uparrow\uparrow}(q), & q \in \Omega_{\text{edges}} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $C_d(p)$ 为 p 点的匹配代价值; $Z(p)$ 表示 p 的子节点; $S(p, q)$ 为两点间的相似性; $C_d^{\Delta\uparrow\uparrow}(q)$ 表示点 q 自下而上得到其子树权重支持后的第二次代价聚集值; $D(p, q)$ 表示 p, q 点之间的距离; Ω_{edges} 为边缘区域。

2) 自上而下。如图 3(b) 所示,对于任一像素 p ,其第二次代价聚集的最后值 $C_d^{\text{AFin}}(p)$ 为

$$C_d^{\text{AFin}}(p) = \begin{cases} C_d^{\text{A}\uparrow\uparrow}(p) + S[\text{Pr}(p), p] \cdot \{C_d^{\text{A}}[\text{Pr}(p)] - S[\text{Pr}(p), p] \cdot C_d^{\text{A}\uparrow\uparrow}(p)\}, & \text{Pr}(p) \notin \Omega_{\text{edges}} \\ C_d^{\text{A}\uparrow\uparrow}(p) + \exp\left[-\frac{D(p, q)}{0.1}\right] \cdot S[\text{Pr}(p), p] \cdot \{C_d^{\text{AFin}}[\text{Pr}(p)] - S[\text{Pr}(p), p] \cdot C_d^{\text{A}\uparrow\uparrow}(p)\}, & \text{Pr}(p) \in \Omega_{\text{edges}} \end{cases}, \quad (14)$$

式中: $\text{Pr}(p)$ 为像素 p 的父节点; $C_d^{\text{A}\uparrow\uparrow}(p)$ 为点 p

子树中所有节点自下而上的第二次代价聚集值; $S[\text{Pr}(p), p]$ 表示 p 点与其父节点间的相似性; $C_d^{\text{AFin}}[\text{Pr}(p)]$ 表示点 p 父节点的第二次代价聚集的最后值。

分别采用原始聚集 MST 方法和所提有约束条件聚集方法进行实验,图 4 所示为 Baby1 和 Baby2 采用两种方法得到的视差图,将非遮挡区域匹配错误像素点标红, MST 方法在图中绿色矩形框内存在大量匹配错误像素点,误匹配率分别为 10.5% 和 17.96%; 本文算法得到的误匹配率分别为 4.96% 和 10.54%。因此,本文算法在弱纹理区域比原始聚集算法更有效,匹配精度更高。

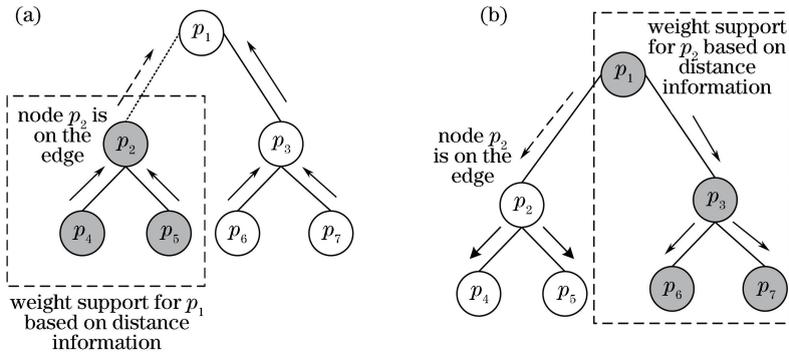


图 3 基于约束的第二次代价聚集。(a) 自下而上; (b) 自上而下

Fig. 3 Constraint-based second cost aggregation. (a) Cost aggregation from bottom to up; (b) cost aggregation from up to bottom

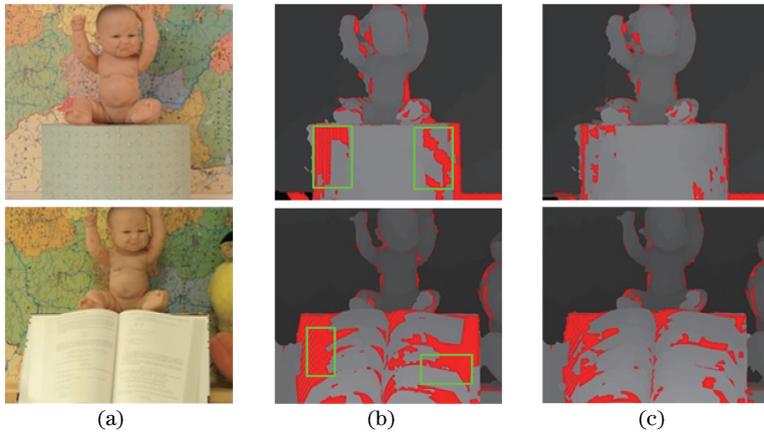


图 4 两种聚集算法视差图对比。(a) 参考图像; (b) 原始聚集算法; (c) 本文聚集算法

Fig. 4 Comparison of disparity maps of two aggregation algorithms. (a) Reference images; (b) disparity maps obtained by original aggregation algorithm; (c) disparity maps obtained by proposed aggregation algorithm

2.3 视差精化

代价聚集之后,采用 WTA 方法得到每个像素点对应的匹配代价最小的点,形成初始视差图,最后对视差图进行视差求精。

首先进行左右一致性检测,将像素点分为稳定点和不稳定点,设 d_L, d_R 分别表示左、右初始视差,

当 $d_L(x - d_p, y) \neq d_R(x, y)$ 时,则认为 p 为不稳定点,将其视差值设置为零。所以对于任一视差范围的任一像素,新的代价值为

$$C_d^{\text{new}}(p) = \begin{cases} |d - D(p)|, & p \text{ is stable} \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $C_d^{\text{new}}(p)$ 为视差值为 d 时的新代价值; $D(p)$

为左视差图, d 为视差范围值, 更新不稳定点代价值的过程和代价聚集过程的本质相同, 该过程中, 不稳定点的代价值为 0, 稳定点的代价值由该点的视差范围和视差值决定, 不稳定点的新代价值通过稳定点传播得到, 最后得到稠密视差图。

3 实验结果

为了验证本文算法的有效性, 采用 Middlebury 测评网站中 v.2 的 31 组数据集作为实验对象, 利用 C++ 编程语言实现算法, 使用的计算机硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-6700K CPU @4.00GHz。对实验进行定量分析时, 采用误匹配率 B 定量评价算法匹配精度, 其数学表达式为

$$B = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} |d_c(x,y) - d_t(x,y)| > \sigma_d, \quad (16)$$

式中: $d_c(x,y)$ 表示算法计算得到的视差值; $d_t(x,y)$ 表示图像的真实视差值; N 为图像中所有像素点的总数; σ_d 为视差阈值, 本文中 $\sigma_d = 1$, 视差大于 σ_d 则认为误匹配。

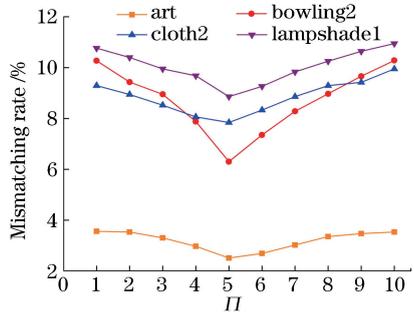
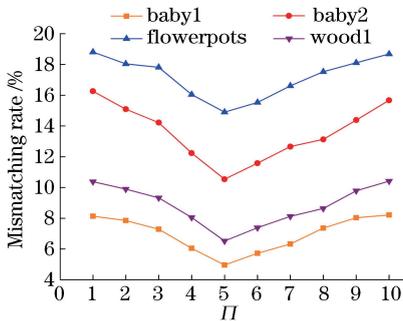


图 5 参数 Π 设置的实验结果。(a) 第一组图像在不同参数下的误匹配率; (b) 第二组图像在不同参数下的误匹配率
Fig. 5 Experimental results corresponding to parameter Π setting. (a) Mismatching rate of images of group 1 under different parameters; (b) mismatching rate of images of group 2 under different parameters

3.1 本文算法实验结果

Tsukuba、Venus、Teddy、Baby3、Cloths3、Dolls、Midd1、Midd2 这 8 幅图像的纹理较丰富, 从中选取 4 幅图像作为本文算法的实验对象, 所得视差图如图 6 所示。图 7 所示为平滑度 R 小于阈值时相对纹理较弱的区域, 由图 6~7 可知, 本文算法得到的视差图总体比较平滑, 更加接近真实视差图。

3.2 各算法实验结果对比

图 8 所示为本文算法和其他 5 种匹配精度较高的方法得到的视差图, 红色代表非遮挡区域的误匹配像素点, 选择 7 组具有代表性的图像对, 即 Venus、Cones、Aloe、Cloth3、Lampshade1、Rock1、Wood2, 对应的视差搜索最大值分别为 19、59、71、56、65、57、73。5 种匹配精度较高的方法分别为 ST-2 (Segment-

根据经验和实验结果选择参数, 实验中各参数设置为 $\{T_{AD}, \omega_1, \omega_2, \sigma, T_R, T_1, T_2, \Pi\} = \{7, 0.11, 0.89, 0.1, 0.035, 20, 8, 5\}$ 。边缘检测阈值 T_1 、 T_2 中高阈值用来调控边缘连接, 低阈值用来控制强边缘的初始分割, 一般上下限阈值比为 2:1~3:1, 实验测试可知, 高、低阈值在相同比例不同大小的情况下, 随着阈值的增加, 图像边缘也趋于稀疏, 最后选择的阈值为 20 和 8, 能够将区域块的边缘很好地显示出来, 同时边缘不至于过于紧密。此外, Π 对处理弱纹理区域小权重累积的问题具有显著的作用, 因此由实验来确定。根据本文的方法, Π 的取值范围为 1~10, 从弱纹理图像中选取 8 幅代表性图像 (baby1、baby2、flowerpots、wood1、art、bowling2、cloth2、lamshade1), 计算该组图像在所有取值范围内非遮挡区域的误匹配率, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 当 $\Pi = 5$ 时, 8 组图像对的误匹配率均达到最小, 并且每张图像的曲线均呈逐渐增减的趋势, 具有一定的变化规律, 并且图 5(a) 中权值参数的作用也更加显著。

Tree)、CS-MST (Cross-Scale Minimum spanning tree)、WCSPSP (Weighted Cost Propagation with Smoothness Prior), MST-CD2 (Iterative Color-Depth Minimum Spanning Tree)。MST^[20] 是基于最小生成树的非局部代价聚集, 该方法具有较高的运行效率和匹配精度; ST-2^[21] 是基于 MST 的图像分割法, 其在第二次迭代中采用颜色和深度信息, 在分割区域内进行树滤波, 能够进一步提高匹配准确率; CS-MST^[22] 是利用不同尺度图像间的信息, 考虑多尺度交互而设计的一种一般化的代价聚集模型, 可以融合现有的多种匹配方法; WCSPSP^[27] 采用新的匹配代价正则化算法, 结合了局部算法的加权代价聚集和全局平滑约束, 能够得到高精度的深度信息; MST-CD2^[23] 迭代两次, 并且采用了深度视差信息。

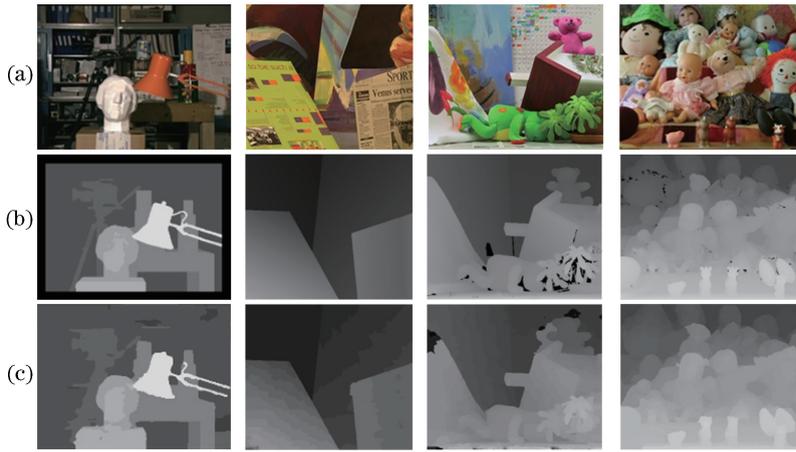


图6 Middlebury 测试数据库实验结果(纹理丰富区域)。(a)待匹配图像的左图;(b)真实视差图;(c)本文算法下的视差图
Fig. 6 Experimental results of Middlebury test dataset (rich texture region). (a) Left of images to be tested; (b) real disparity maps; (c) disparity maps obtained by proposed algorithm

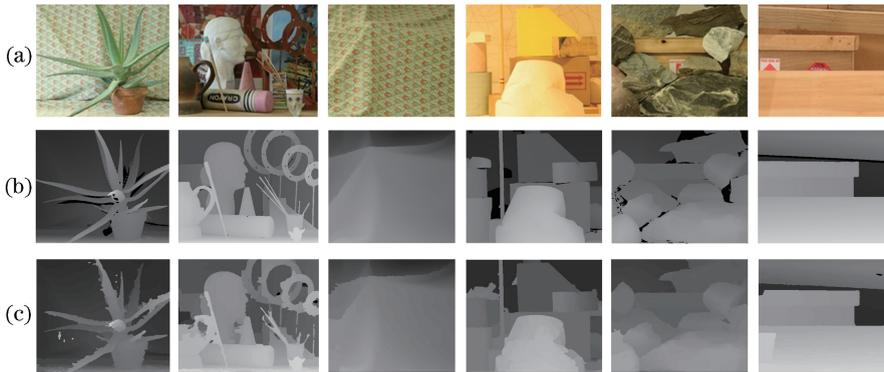


图7 Middlebury 测试数据库实验结果(弱纹理区域)。(a)参考图像;(b)真实视差图;(c)本文算法得到的视差图
Fig. 7 Experimental results of Middlebury test dataset (low-texture region). (a) Reference images; (b) real disparity maps; (c) disparity maps obtained by proposed algorithm

从图8可以看出,和其他5种方法相比,本文方法在弱纹理区域表现较好。在Aloe中,叶子边缘和中心的误匹配像素点较少;Cloth3中衣服褶皱部分的边缘也明显更平滑;对于Lampshade1,本文算法在直角梯形楔块和旁边的V形木块效果较好,虽然ST-2和WCPSP在这两部分的结果也不错,但是ST-2在杆子的边缘区域效果很差,WCPSP在V形木块左右边缘也有很大一块的误匹配像素;在Wood2的木板弱纹理区域中,WCPSP的匹配误像素点最少,但是视差图中出现了黑洞和不平滑现象,而本文算法在该弱纹理区域视差图平滑,并且误匹配像素点很少。可见,由于本文算法在构建匹配代价函数时引入了对数计算,代价聚集时针对弱纹理区域采用了不同参数的相似性函数,因此,弱纹理区域的匹配准确率得到了大幅提高。

当视差阈值为1时,本文算法和其他5种算法

在图像非遮挡区域误匹配率如表1所示,测试图像为Middlebury平台上v.2的31组图像对。从表1中可以看出6种算法的定量评估数据,误匹配率以%为单位,右下角的角标表示排名。最后两栏是平均错误率和平均排名,可以看出,本文算法平均误匹配率最低,为8.35%,排名第一,平均排名也是位列第一。总体上看,MST的效果最差,CS-MST只比MST稍好一点,相比于这两种方法,其他方法在这组图像对中都有较大的改善。WCPSP的效果仅次于本文算法,在平均误匹配率和排名上都为第二,但由于该算法是全局的,全局算法较其他算法准确率理应更高,局限是耗时长,计算复杂度高。本文算法为非全局算法,图像效果在这6种算法中呈现出很大的优越性。基于本文算法不仅能得到平滑的视差图,而且其误匹配率也最低,在弱纹理区域和视差不连续区域有较好的稳健性。

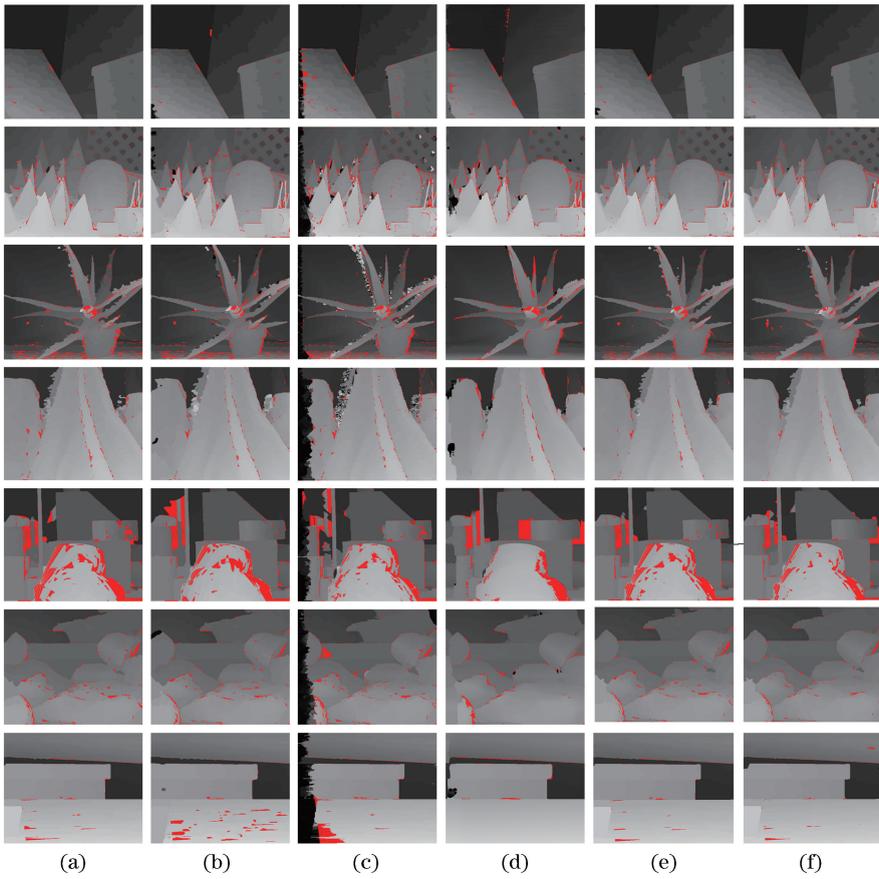


图 8 6 种算法得到的视差图。(a) MST;(b) ST-2;(c) CSMST;(d) WCPSP;(e) MST-CD2;(f)本文算法

Fig. 8 Disparity maps obtained by six algorithms. (a) MST; (b) ST-2; (c) CSMST; (d) WCPSP; (e) MST-CD2; (f) proposed algorithm

表 1 6 种方法在 31 组图像中的误匹配率

Table 1 Mismatching rates of six methods in 31 groups of images

Stereopairs	R	Mismatching rate / %					
		MST	ST-2	CS-MST	WCPSP	MST-CD2	Proposed algorithm
Tsukuba	0.0526	1.49 ₃	1.53 ₄	1.77 ₅	3.01 ₆	1.34 ₁	1.43 ₂
Venus	0.0521	0.25 ₃	0.36 ₄	1.24 ₆	0.86 ₅	0.21 ₂	0.17 ₁
Teddy	0.038	6.01 ₄	6.58 ₆	5.73 ₂	3.74 ₁	5.92 ₃	6.18 ₅
Cones	0.026	2.87 ₂	2.88 ₃	4.42 ₆	3.99 ₅	3.22 ₄	2.80 ₁
Aloe	0.0193	5.02 ₅	4.42 ₄	4.88 ₆	4.08 ₂	4.19 ₃	3.77 ₁
Art	0.0346	10.24 ₅	9.98 ₄	10.69 ₆	8.38 ₂	9.04 ₃	7.84 ₁
Baby1	0.0131	10.50 ₆	4.20 ₂	8.21 ₄	3.34 ₁	8.49 ₅	4.96 ₃
Baby2	0.0332	17.96 ₆	15.96 ₅	13.54 ₃	3.25 ₁	15.28 ₄	10.54 ₂
Baby3	0.0405	7.34 ₆	5.16 ₂	5.59 ₃	2.60 ₁	5.98 ₄	6.40 ₅
Books	0.0336	10.09 ₅	10.03 ₄	10.66 ₆	6.43 ₁	9.67 ₃	8.88 ₂
Bowling1	0.0274	22.56 ₆	21.72 ₅	19.56 ₃	11.37 ₁	18.49 ₂	21.35 ₄
Bowling2	0.0336	11.60 ₆	11.04 ₅	10.11 ₄	5.86 ₁	9.62 ₃	6.30 ₂
Cloth1	0.0103	0.54 ₄	0.51 ₃	0.63 ₅	0.69 ₆	0.45 ₂	0.34 ₁
Cloth2	0.0262	4.19 ₅	3.59 ₄	4.35 ₆	2.44 ₁	3.01 ₃	2.51 ₂
Cloth3	0.0386	2.16 ₅	1.63 ₁	2.90 ₆	1.64 ₂	1.66 ₃	1.71 ₄
Cloth4	0.0213	1.50 ₄	1.29 ₃	1.88 ₆	1.67 ₅	1.10 ₂	0.87 ₁
Dolls	0.0461	6.16 ₆	5.10 ₄	5.89 ₅	4.07 ₁	4.92 ₂	5.06 ₃
Flowerpots	0.0325	22.26 ₆	15.42 ₃	16.79 ₄	13.55 ₁	18.52 ₅	14.90 ₂

Stereo pairs	R	Mismatching rate / %					
		MST	ST-2	CS-MST	WCPSP	MST-CD2	Proposed algorithm
Lampshade1	0.0081	12.81 ₆	11.71 ₅	10.10 ₂	10.33 ₃	10.44 ₄	8.86 ₁
Lampshade2	0.0077	12.29 ₅	13.30 ₆	12.08 ₄	7.26 ₁	10.75 ₃	9.20 ₂
Laundry	0.0308	11.42 ₃	11.93 ₅	11.92 ₄	12.07 ₆	10.94 ₁	11.22 ₂
Midd1	0.0429	23.15 ₅	21.23 ₂	24.43 ₄	28.83 ₆	22.49 ₃	20.36 ₁
Midd2	0.0399	32.76 ₆	20.41 ₁	20.57 ₂	35.14 ₅	30.87 ₄	24.26 ₃
Moebius	0.0259	7.87 ₅	7.64 ₄	7.57 ₃	10.53 ₆	7.38 ₁	7.53 ₂
Monopoly	0.0149	20.25 ₄	19.03 ₁	21.03 ₅	28.16 ₆	19.45 ₃	19.12 ₂
Plastic	0.0336	46.69 ₆	38.77 ₂	45.02 ₄	43.25 ₃	45.88 ₅	34.78 ₁
Reindeer	0.044	9.67 ₅	7.12 ₂	9.79 ₆	6.12 ₁	8.80 ₄	7.37 ₃
Rocks1	0.0281	2.76 ₅	2.35 ₄	3.35 ₆	1.79 ₂	2.25 ₃	1.62 ₁
Rocks2	0.0284	2.03 ₅	1.66 ₄	2.28 ₆	1.35 ₁	1.60 ₃	1.42 ₂
Wood1	0.0101	11.92 ₆	4.87 ₂	10.18 ₄	2.85 ₁	10.30 ₅	6.52 ₃
Wood2	0.0188	1.10 ₄	2.82 ₅	3.17 ₆	0.78 ₂	0.89 ₃	0.73 ₁
Average error / %	—	10.89 ₆	9.17 ₃	10.01 ₅	8.69 ₂	9.78 ₄	8.35 ₁
Average rank	—	4.71 ₆	3.68 ₄	4.68 ₅	2.97 ₂	3.26 ₃	2.12 ₁
Average time / s	—	0.78 ₁	1.17 ₂	4.13 ₆	3.54 ₅	2.16 ₄	1.74 ₃

Note: The corner marks on the bottom right indicate the ranking.

4 结 论

提出了一种基于边缘约束迭代的非局部立体匹配算法。计算匹配代价时,采用改进对数项的匹配代价计算函数,提升了图像弱纹理区域的匹配效果;在代价聚集阶段,根据平滑度信息设置了不同的权重函数并且在非局部区域聚集,减小了误匹配率;对初始视差图进行边缘检测,并将边缘图像作为约束条件对代价值再次进行代价聚集,有效提高了匹配精度。

实验结果表明,本文算法在 Middlebury 平台上对 31 组图像中非遮挡区域匹配的误匹配率为 8.35%,能够保证运行效率,同时取得了较高精度的视差图。在后续的研究中,主要考虑将算法应用于更复杂的图像对和实际应用场景,例如光照不均匀、有噪声的图像等,同时需要提高算法的实时性。

参 考 文 献

- [1] Jiang X D, Yu J Y, Zhu L K, *et al.* Self-calibrated binocular ranging system based on hardware SURF algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 1036001.
蒋晓东, 于纪言, 朱立坤, 等. 基于硬件 SURF 算法的自校准双目测距系统[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 1036001.
- [2] Li D H, Shen H Y, Yu X, *et al.* Binocular ranging method using stereo matching based on improved

Census transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(11): 111503.

李大华, 沈洪宇, 于晓, 等. 一种改进 Census 变换的双目匹配测距方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(11): 111503.

- [3] Wang Q L, Li J Y, Shen H K. Target tracking system of binocular vision and laser range sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0912002.
王琪龙, 李建勇, 沈海阔. 双目视觉-激光测距传感器目标跟踪系统[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0912002.
- [4] Wang S, Xu X. 3D reconstruction based on horopter [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515004.
王珊, 徐晓. 基于双目单视面的三维重建[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515004.
- [5] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [6] Wang K, Li Z W, Zhu C D, *et al.* Local stereo matching algorithm based on secondary guided filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(8): 081004.
王凯, 李志伟, 朱成德, 等. 基于二次引导滤波的局部立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(8): 081004.
- [7] Yan L, Wang R, Liu H, *et al.* Stereo matching method based on improved cost computation and adaptive guided filter[J]. Acta Optica Sinica, 2018,

- 38(11): 1115007.
- 闫利, 王芮, 刘华, 等. 基于改进代价计算和自适应引导滤波的立体匹配[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1115007.
- [8] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.
- [9] Su X, Chen X D, Xu H Y, *et al.* Adaptive window local matching algorithm based on HSV color space [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031103.
- 苏修, 陈晓冬, 徐怀远, 等. 基于 HSV 颜色空间的自适应窗口局部匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031103.
- [10] Sun J, Zheng N N, Shum H Y. Stereo matching using belief propagation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7): 787-800.
- [11] Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure [C] // 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), August 20-24, 2006, Hong Kong, China. New York: IEEE, 2006: 9209946.
- [12] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[C] // Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE, 1999: 6365236.
- [13] Wang H Q, Wu M, Zhang Y B, *et al.* Effective stereo matching using reliable points based graph cut [C] // 2013 Visual Communications and Image Processing (VCIP), November 17-20, 2013, Kuching, Malaysia. New York: IEEE, 2013: 14028712.
- [14] Zhang S H, He H, Kong L F. Fusing multi-feature for video occlusion region detection based on graph cut[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0415001.
- 张世辉, 何欢, 孔令富. 融合多特征基于图割实现视频遮挡区域检测[J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0415001.
- [15] Bleyer M, Gelautz M. Simple but effective tree structures for dynamic programming-based stereo matching[C] // Proceedings of the Third International Conference on Computer Vision Theory and Applications, January 22-25, 2008, Funchal, Madeira, Portugal. [S.l.]: [s.n.], 2008: 415-422.
- [16] Salehian B, Fotouhi A M, Raie A A. Dynamic programming-based dense stereo matching improvement using an efficient search space reduction technique[J]. Optik, 2018, 160: 1-12.
- [17] Zhu S P, Yan L N, Li Z. Stereo matching algorithm based on improved Census transform and dynamic programming[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(4): 0415001.
- 祝世平, 闫利那, 李政. 基于改进 Census 变换和动态规划的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2016, 36(4): 0415001.
- [18] Mei X, Sun X, Zhou M C, *et al.* On building an accurate stereo matching system on graphics hardware [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 467-474.
- [19] Xu J X, Li Q W, Liu Y, *et al.* Stereo matching algorithm based on color weights and tree dynamic programming[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215007.
- 许金鑫, 李庆武, 刘艳, 等. 基于色彩权值和树形动态规划的立体匹配算[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215007.
- [20] Yang Q X. Stereo matching using tree filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(4): 834-846.
- [21] Mei X, Sun X, Dong W M, *et al.* Segment-tree based cost aggregation for stereo matching[C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 313-320.
- [22] Zhang K, Fang Y Q, Min D B, *et al.* Cross-scale cost aggregation for stereo matching[C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 1590-1597.
- [23] Yao P, Zhang H, Xue Y B, *et al.* Iterative color-depth MST cost aggregation for stereo matching[C] // 2016 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), July 11-15, 2016, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2016: 16266824.
- [24] Gao S Y, Ge H H, Zhang H, *et al.* A nonlocal method with modified initial cost and multiple weight for stereo matching [J]. Journal of Sensors, 2017, 2017: 9374870.
- [25] Gerrits M, Bekaert P. Local stereo matching with

- segmentation-based outlier rejection [C] // The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'06), June 7-9, 2006, Quebec, Canada. New York: IEEE, 2006.
- [26] Huang X M, Zhang Y J. An $O(1)$ disparity refinement method for stereo matching [J]. Pattern Recognition, 2016, 55: 198-206.
- [27] Yang Q Q. Local smoothness enforced cost volume regularization for fast stereo correspondence [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1429-1433.